

PENGENALAN WAJAH DAN KOMPUTER VISION

Jarot Dwiprasetyo¹, Mochamad Hariadi²

^{1,2}Fakultas Teknik Industri, Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya 60111

E-mail : ¹jarot_dwi_prasetyo@yahoo.com, ²mochar@gmail.com

ABSTRAK

Pengenalan wajah adalah salah satu teknologi biometrik yang telah banyak diaplikasikan dalam system security selain pengenalan retina mata, pengenalan sidik jari dan iris mata. Dalam aplikasinya sendiri pengenalan wajah menggunakan sebuah kamera untuk menangkap wajah seseorang kemudian dibandingkan dengan wajah yang sebelumnya telah disimpan di dalam database tertentu. Ada beberapa macam metoda pengenalan wajah yaitu neural network, jaringan syaraf tiruan, neuro fuzzy adaptif dan eigenface. Secara khusus dalam paper ini metoda yang akan dijelaskan adalah metoda eigenface. Pada paper akhir ini menawarkan metode Eigenface, dan menggunakan webcam untuk menangkap gambar secara real-time. Metode eigenface berfungsi untuk menghitung eigenvalue dan eigenvector yang akan digunakan sebagai fitur dalam melakukan pengenalan. Metode Euclidean distance digunakan untuk mencari jarak dengan data fitur yang telah didapat, dan jarak terkecil adalah hasilnya.

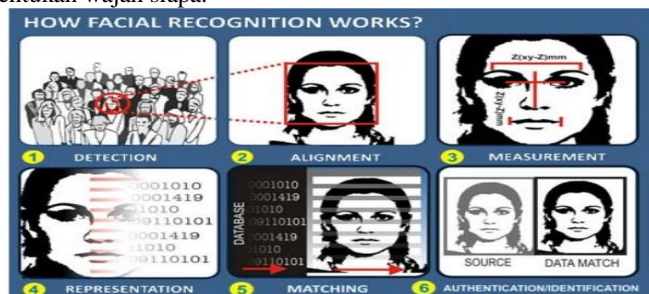
Kata kunci : eigenface, gambar, pengenalan wajah, PCA

1. PENDAHULUAN

Teknologi biometrik adalah metode otomatis untuk mengidentifikasi manusia berdasarkan beberapa karakteristik biologis dan kebiasaan. Sistem pengenalan wajah adalah salah satu jenis sistem pada teknologi biometrik [1]. Pemodelan komponen wajah pada tingkatan semantik membantu mengungkapkan bagaimana komponen individu berperan dalam pengenalan wajah. Hal ini mewujudkan penangkapan konfigurasi dalam menentukan perbedaan komponen wajah untuk menentukan bobot lokal dari komponen wajah serta memisahkan komponen internal dan eksternal wajah. Salah satu penelitian sistem pengenalan wajah adalah mendeteksi citra wajah pada suatu citra diam tunggal dengan menggunakan boosted Haar classifier cascade untuk wajah [2]. Pada penelitian tersebut penentuan daerah wajah belum lengkap, masih terdapat bagian wajah yang tidak termasuk dalam proses ekstraksi. Penelitian Hsu [3], [4] mengekstraksi fitur wajah secara frontal untuk memperoleh bagian mata dan mulut serta mendapatkan segitiga antara mata dan mulut. Penelitian Zlávik [5] melihat bahwa mata mempunyai jarak yang proporsional dengan fitur-fitur wajah lain. Pengenalan wajah manusia dalam gambaran visual dapat di implementasikan ke dalam banyak aplikasi yang mencakup pengenalan wajah dengan menggunakan metode eigenface, yang mengisyaratkan pemahaman, pengawasan oleh aplikasi tersebut. Konsep dari eigenface adalah serangkaian eigenvektor yang digunakan untuk mengenali wajah manusia dalam suatu computer vision. Eigenvektor berasal dari covariance matrix yang memiliki distribusi probabilitas yang tinggi dan dimensi ruang vector untuk mengenali kemungkinan sebuah wajah.

2. PENELITIAN SEBELUMNYA

Pengenalan wajah sebelumnya pernah di teliti dan methodenya telah di implementasikan pada artikel [6], [7], [8], [9], [2], [10], [11]. Dalam pembuatan programnya kami menggunakan OpenCV wiki (facedetect.c.[12]) seperti pada referensi dari Robin Hewitt dan Nash Ruddin [13][14]. Cara kerja pada gambar 1 dapat di simpulkan menjadi tiga langkah : langkah pertama mendapatkan input gambar, kedua adalah mencari wajah dalam gambar dan yang ketiga adalah algoritma pengenalan wajah yang menentukan wajah siapa.



Gambar 1: Cara kerja pengenalan wajah

3. ALGORITMA

Untuk mengimplementasikan sebuah pengenalan wajah, pendekatan Eigenface digunakan dalam metoda ini. Pendekatan ini, mempertimbangkan keberhasilannya dalam uji coba di bidangnya, dengan menggunakan konsep PCA dari sebuah gambar. PCA adalah prosedur perhitungan yang merubah jumlah yang mungkin berhubungan dengan variabel kedalam jumlah yang lebih kecil dari variabel yang tidak ada hubungannya di sebut bagian prinsip.



Gambar 2: Langkah dasar proses pengenalan wajah

3.1 Penggunaan Principal Component Analisis pada Computer Vision

Principal Component Analysis (biasa di ketahui sebagai transformasi Karhunen-Loeve) cocok untuk pengenalan wajah karena mengidentifikasi bermacam-macam antara wajah manusia, yang mana secara tidak jelas[15]. "Secara matematika, PCA di definisikan sebagai transformasi linier orthogonal yang merubah data kedalam system koordinat baru seperti yang perbedaan terbaik dengan beberapa baris yang telah dilewati melalui rata-rata dan pengecilan jumlah dari errors persegi dengan point-nya. Prinsip komponen kedua kecocokan pada kesamaan konsep setelah semua hubungan dengan prinsip komponen kedua telah dikurangi dari point. Setiap Eigenvalue mengindikasikan bagian dari perbedaan yang terhubung dengan setiap eigenvector. Demikian dengan jumlah dari seluruh Eigenvalues adalah sama dengan jumlah dari jarak persegi dari point dengan rata-rata dibagi dengan jumlah dari dimensinya. Pada dasarnya PCA berputar dari kelompok point sekitar rata-ratanya untuk meluruskan dengan beberapa prinsip komponen pertama. Hal ini bergerak banyaknya perbedaan. Nilai dalam dimensi yang diinginkan, karenanya di inginkan menjadi hubungan tinggi dan mungkin menjadi turun dengan kehilangan minimal dari informasi. PCA biasanya digunakan dalam tujuan ini untuk mengurangi dimensi. PCA memiliki perbedaan dari mulai dari optimal transformasi linear untuk menjaga subspace yang memiliki perbedaan yang sangat besar. Keuntungan-nya, walaupun, ada pada nilai terbaik dari perhitungan yang di butuhkan jika dibandingkan, untuk contoh, untuk transformasi discrete cosinus. Dimensi yang tidak linear teknik pengurangan cenderung menjadi lebih diperhitungkan di bandingkan dengan PCA[16]

$$Y = X \Sigma^{-1} V \quad (1)$$

dimana matrix Σ adalah ukuran $m \times n$ diagonal matrix dengan bilangan real non-negativ dan Σ^{-1} adalah dekomposisi tunggal dari X . Sebuah kelompok titik dalam ruang Euclidean, prinsip komponen pertama (eigenvector dengan Eigenvalue paling besar) kecocokan pada sebuah baris yang telah dilewati melalui rata-rata dan pengecilan jumlah dari errors persegi dengan point-nya. Prinsip komponen kedua kecocokan pada kesamaan konsep setelah semua hubungan dengan prinsip komponen kedua telah dikurangi dari point. Setiap Eigenvalue mengindikasikan bagian dari perbedaan yang terhubung dengan setiap eigenvector. Demikian dengan jumlah dari seluruh Eigenvalues adalah sama dengan jumlah dari jarak persegi dari point dengan rata-rata dibagi dengan jumlah dari dimensinya. Pada dasarnya PCA berputar dari kelompok point sekitar rata-ratanya untuk meluruskan dengan beberapa prinsip komponen pertama. Hal ini bergerak banyaknya perbedaan. Nilai dalam dimensi yang diinginkan, karenanya di inginkan menjadi hubungan tinggi dan mungkin menjadi turun dengan kehilangan minimal dari informasi. PCA biasanya digunakan dalam tujuan ini untuk mengurangi dimensi. PCA memiliki perbedaan dari mulai dari optimal transformasi linear untuk menjaga subspace yang memiliki perbedaan yang sangat besar. Keuntungan-nya, walaupun, ada pada nilai terbaik dari perhitungan yang di butuhkan jika dibandingkan, untuk contoh, untuk transformasi discrete cosinus. Dimensi yang tidak linear teknik pengurangan cenderung menjadi lebih diperhitungkan di bandingkan dengan PCA[16]

3.2 Menghitung Eigenface

Eigenface adalah kelompok dari eigenvector digunakan dalam komputer vision untuk pengenalan wajah. Eigenvectors ini dibentuk dari covariance matrix dari kemungkinan distribusi dari dimensi tinggi ruang vector dari kemungkinan wajah dari manusia[17]. Untuk membuat kelompok dari Eigenface, seperti pada langkah dibawah ini :

1. Mempersiapkan kelompok pelatihan dari gambar wajah. Kelompok gambar pelatihan harus sudah di ambil dalam kondisi pencahayaan yang sama, dan harus di normalisasi untuk mendapatkan mata dan hidung pada semua gambar. Semua gambar yang diambil harus memiliki resolusi pixel yang sama. Setiap gambar dilakukan sebagai satu vector, sederhananya dengan menggabungkan baris dari pixel dalam gambar asli, hasil dalam baris tunggal dengan unsur-unsur $r \times c$. Untuk pelaksanaannya, di asumsikan semua gambar dalam kelompok pelatihan di simpan dalam matrix tunggal T , dimana setiap baris dari matrix adalah sebuah gambar.
2. Pengurangan rata-rata. Rata-rata gambar 'a' telah dihitung dan dikurangi dari setiap gambar asli dalam T



Gambar 3: Eigenface dari rata-rata gambar

3. Menghitung eigenvector dan Eigenvalue dari matrix covariance S . Setiap eigenvector memiliki dimensi yang sama (jumlah dari komponen) sebagai gambar asli, dan demikian dapat dilihat sebuah gambar. Secara langsung dengan gambar berbeda dari rata-rata gambar. Biasanya hal ini akan mengalami perhitungan yang rumit (jika semuanya memungkinkan), tetapi aplikasi praktisnya dari tampilan Eigenface dari kemungkinan untuk menghitung eigenvector dari S efisiensi. Tanpa setiap perhitungan S secara tegas.
4. Memilih prinsip komponen dan bentuk sebuah segi vector. Matrix covarian $D \times D$ akan menghasilkan dalam eigenvector D , setiap mewakili langsung dalam $r \times c$ -dimensi ruang gambar. Eigenvector dengan kelompok besar Eigenvalue di jaga.

Eigenface dapat digunakan untuk mewakili antara kedua-duanya ada dan wajah baru, kita dapat memproyeksikan satu baru (pengurangan rata-rata) gambar dalam Eigenface dan dengan demikian simpanan bagaimana wajah baru berbeda dari rata-rata wajah. Kelompok Eigenvalues dengan setiap Eigenface di hadirkan berapa banyak gambar dalam kelompok pembelajaran berbeda dari rata-rata gambar dalam arah. Kita kehilangan informasi dengan memproyeksikan gambar dalam subset dari eigenvectors, tetapi kita mengurangi kehilangan ini dengan menjaga Eigenface dengan Eigenvalues yang sangat besar.

Sebagai contoh, jika kita bekerja dengan ukuran gambar 90×120 , kemudian kita akan menentukan 10800 eigenvector. Mudahnya dalam aplikasi, setiap wajah biasanya dapat diidentifikasi menggunakan proyeksi antara 100 sampai 150 Eigenface, jadi total dari Eigenvector dapat di buang.

3.3 Penggunaan Eigenface

Untuk Pengenalan, gambar wajah di encodekan dengan memproyeksikanya ke dalam sumbu memutar ruang bentuk. Sebuah uji coba gambar yang tidak di ketahui T di proyeksikan T' , gambar ini kedalam ruang bentuk, seperti pada rumus

$$= (\quad - \quad) \quad (2)$$

dimana U adalah Eigenface yang digunakan dan m adalah rata-rata. Untuk menentukan kecocokan wajah yang terbaik dari gambar yang di uji, jarak Euclidean antara setiap pembelajaran gambar dan proyeksi gambar di uji yang digunakan. Pilihan lain untuk mendapat pengenalan dengan akurasi yang baik memungkinkan untuk menggunakan jarak Mahalanobis.

4. METODOLOGI

Metode yang digunakan untuk membuat program aplikasi dalam penelitian ini adalah menggunakan librari OpenCV. Librari ini dapat mempermudah dalam pemrograman computer-vision.

4.1. Pengambilan gambar

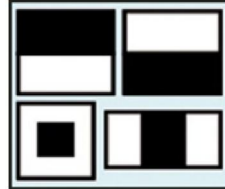
Pengambilan gambar adalah proses mendapatkan sebuah gambar dari perangkat digital atau file. OpenCV dibangun memiliki kegunaan untuk mendapatkan gambar langsung dari perangkat kamera, berkas video atau gambar. Gambar dapat dengan mudah di modifikasi sehingga siap untuk di proses selanjutnya.

4.2 Deteksi wajah

Pengenalan wajah pada OpenCV menggunakan metode yang di sebutkan oleh metode Viola-Jones [2], juga di sebut sebagai Haar cascade classifier. Pendekatan ini untuk mendeteksi object dalam gambar dengan menggabungkan empat konsep

- Segi empat sederhana, disebut dengan Haar feature
- Sebuah Integral gambar untuk mempercepat menemukan feature
- metode AdaBoost machine-learning
- klasifikasi bertingkat untuk menyatukan banyaknya feature secara efisien.

Bentuk yang Viola dan Jones gunakan adalah berdasarkan Haar wavelets. klasifikasi ini menggunakan gelombang segiempat tunggal (satu interval tinggi dan yang satunya interval rendah). dalam dua dimensi, gelombang persegi adalah pasangan dari segiempat yang berdekatan - satu putih yang satunya hitam



Gambar 4: Klasifikasi Haar digunakan dalam OpenCV[18]

Gambar dasar yang di perlihatkan pada Gambar 3 adalah bukan Haar wavelets sebenarnya. Ciri-ciri ini adalah kombinasi segiempat digunakan untuk mendeteksi object visual dan lebih cocok dalam pekerjaan pengenalan visual. Setiap pixel dalam gambar integral dihadirkan perubahan dalam cerah dari pixel gambar aslinya dengan mencari jumlah dari derivative dari pixel

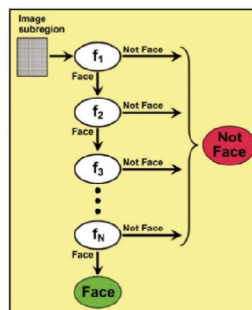
$$(,) = \sum (,) \quad (3)$$



Gambar 5: Bentuk segiempat diatas wajah

Kehadiran dari Haar feature adalah ditentukan dengan mengurangi rata-rata nilai pixel bagian gelap dari rata-rata nilai pixel bagian terang. Jika perbedaan berada dibawah ambang (di seting selama pembelajaran), itu adalah feature yang hadir. Untuk menentukan ada tidaknya dari banyaknya Haar feature di setiap tempat gambar dan beberapa penghematan scala, Viola dan Jones menggunakan sebuah teknik yang disebut Integral Gambar. Dalam masalah ini, nilai sebuah integral untuk setiap pixel di jumlahkan dari semua pixel sampai kiri. Mulai dari kiri atas bergerak ke kanan bawah, gambar masukan dapat di gabungan dengan beberapa operasional bilangan bulat per pixel.

Untuk memilih Haar feature yang digunakan, dan untuk mengeset level threshold, Viola dan Jones menggunakan sebuah methode mesin pembelajaran yang di sebut AdaBoost. AdaBoost terdiri dari beberapa klasifikasi "lemah" membentuk sebuah kasifikasi yang "kuat". Gabungan seri dari klasifikasi seperti rangkaian penyaring, seperti terlihat pada Figure 5, kusus efesiensi untuk klasifikasi bagian gambar. Setiap penyaring di pisahkan oleh AdaBoost klasifikasi dengan nilai kecil yang wajar dari klasifikasi lemah.



Gambar 6: Klasifikasi cascade seperti rentetan dari filter [18]

Penyaringan di setiap tingkat di pelajari untuk pembelajaran klasifikasi gambar pada semua tingkatan tahap. Selama di gunakan, jika ada satu dari penyaringan gagal di lewati dari bagian sebuah gambar, bagian dapat di klasifikasikan sebagai bukan wajah. Ketika penyaringan di lewati sebuah bagian gambar, akan ke penyaringan berikutnya. Bagian gambar yang telah terlewati di semua penyaring maka di klasifikasikan kedalam sebuah wajah.

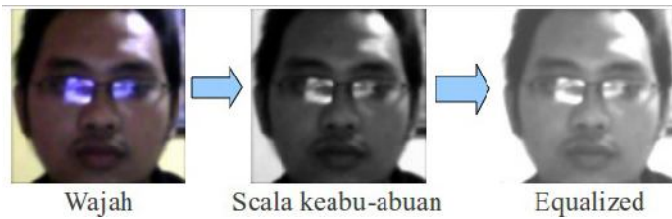
Penyaringan lain dalam turunnya berdasarkan pembobotan pada tanda AdaBoost. Pembobotan yang berat pada penyaring lebih dahulu, untuk mengurangi gambar bukan bagian wajah secara cepat[OpenCV:haar]. Data klasifikasi di simpan dalam sebuah berkas XML untuk menentukan bagaimana mengklasifikasikan setiap tempat gambar. Data klasifikasi di panggil adalah haarcascade_frontalface_default.xml.

4.3 Pengenalan wajah

Sebelum melakukan pengenalan, gambar wajah didapat terlebih dahulu sebelum di proses. Hal ini memungkinkan untuk mendapatkan sebuah hasil yang benar dalam sebuah gambar kurang dari 10%. Hal ini sangat penting di lakukan beberapa teknik kedalam standarisasi gambar. Banyak algoritma pengenalan wajah sangat sensitif terhadap kondisi cahaya. Sama halnya dengan model rambut, dandanan, perputaran sudut, ukuran dan emosi yang dapat mempengaruhi proses pengenalan[Recognition:face]

Metode pengenalan yang digunakan adalah Eigenface, dan metode ini bekerja dengan gambar skala ke abu-abuan. Langkah yang penting untuk mengambil gambar sebelum di proses adalah sebagai berikut

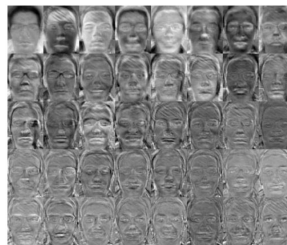
- Gambar wajah di potong dan ukurannya di sesuaikan.
- Gambar di rubah ke skala ke abu-abuan
- Histogram equalization



Gambar 7: Pemrosesan gambar wajah

Pemrosesan gambar wajah adalah langkah berikutnya setelah gambar di perbaiki. Hal ini menghasilkan Eigenface pada sebuah gambar. OpenCV dengan sebuah fungsi operasi PCA, walaupun butuh sebuah database (set training) dari sebuah gambar untuk di ketahui bagaimana pengenalan setiap orang.

PCA merubah semua pembelajaran gambar kedalam kumpulan dari Eigenface yang mewakili perbedaan antara gambar pembelajaran dan rata-rata gambar wajah.



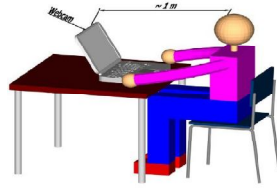
Gambar 8: Perbedaan Eigenface dari database

5. UJI COBA

Aplikasi telah di uji coba dalam penelitian. Hal ini sangat penting memiliki kondisi sama dengan menguji untuk membuktikan bagaimana program merenpon dan mendapatkan hasil yang meyakinkan. Salah satu dari wajah di tambah kedalam database pengujian menjadi subject databases.

5.1 Kondisi Pengujian

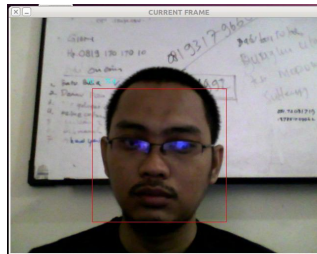
Subject yang di test duduk diatas kursi sekitar satu meter dari kamera, dengan posisi pada sudut yang sama. Semua uji coba di lakukan dalam ruangan terang. Pencahayaan tetap dan putih, umumnya dari langit-langit dan dari depan.



Gambar 9: Gambaran dari kondisi ujicoba

5.2 Pendeteksi Wajah

Pendeteksi wajah pada program menggunakan webcam dengan real-time, ketika terdeteksi gambar maka gambar wajah akan di kotakan. Pendeteksi wajah menggunakan Haar Cascade Classifier.



Gambar 10: Deteksi wajah

5.3 Pemotongan Gambar Wajah

Pemotongan gambar wajah dilakukan secara otomatis kemudian dimensi wajah di ubah sesuai dengan ukuran yang diinginkan



Gambar 11: Pemotongan gambar wajah

5.4 Mengecilkan Dimensi Gambar

Untuk memperkecil dimensi matrix pada gambar maka menggunakan wavelet, wavelet yang digunakan kan adalah transformasi 9/7 nonreversible. Pada percobaan di atas menggunakan sampai 1 level wavelet.



Gambar 12: Wavelet dan hasil gambar wajah

5.5 Pengenalan Wajah

Pengenalan wajah dari kamere akan diidentifikasi sebagai milik wajah siapa dapat dilihat dari hasil perhitungan dan perbandingan data base wajah menggunakan PCA.

6. PENUTUP

Sistem pengenalan wajah ini berfungsi hampir mendekati ketepatan 99%, tetapi banyak dari gambar bukan wajah terdeteksi sebagai wajah. Hal ini dapat diterima karena rata-rata nilai false positive hanya sebesar 0.0001%.

Dalam kesimpulan, sistem pengenalan wajah akan semakin baik jika didukung dengan beberapa tahapan pre-prosesing untuk mengurangi perubahan-perubahan yang terjadi diantaranya :

- Perubahan dalam Pencahayaan
- Perubahan dalam ukuran dan orientasi kepala
- Keadaan kondisi detail wajah seperti kacamata, janggut atau perhiasan lainnya
- Latar belakang
- Noise

Walaupun demikian, aplikasi yang dibuat sangat efektif untuk mendeteksi dan mengenali wajah dalam sebuah lingkungan tertutup.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] e. Zhao, W., "Face recognition : A literature survey," ACM Computing Survey., vol. 35, no. 4, pp. 399–458, Dec 2003.
- [2] M. J. Paul Viola, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple feature," Accepted Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001.
- [3] M. M. J. A. Hsu, R.L., "Face detection in color images," Proceedings International Conference on Image Processing (ICIP), pp. 1046–1049, 2001.
- [4] —, "Generating discriminating cartoon faces using interacting snakes," IEEE Transactions on PAMI, 2003.
- [5] Z. Szlavik and T. Sziranyi, "Face analysis using cnn-um," Proc. Of CNNA04. IEEE, vol. 22, pp. 190–196, 2004, budapest.
- [6] K. P. S. R. L. Chen, G. Kukharev, "A robust algorithm for eye detection on gray intensity face without spectacles," vol. 5, Nov. 2005.
- [7] M. C. M. Berke, "Real time eye tracking and blink detection with usb cameras," Boston University Computer Science Technical Report, vol. 12, May 2005.
- [8] H. Z. Yao, "Tracking a detected face with dynamic programming," Image and Vision Computing, vol. 24, no. 6, pp. 573–580, 2006.
- [9] A. S. F. Dadgostar, "An adaptive real-time skin detector base on hue thresholding : A comparison on two motion tracking methods," Pattern Recognition Letters, vol. 27, no. 12, pp. 1354–1352, 2006.
- [10] X. Xie and K. Lam, "Facial expression recognition based on shape and texture," Pattern Recognition, vol. 42, no. 5, pp. 1003–1011, 2009.
- [11] Y. Cheon and D. Kim, "Natural facial expression recognition using differential-aam and manifold learning," Pattern Recognition, vol. 42, no. 7, pp. 1340–1350, 2009.
- [12] A. (2008, jan.).FaceDetection using OpenCV. [Online]. Available: <http://opencv.willowgarage.com/wiki/FaceDetection?action=fullsearch&context=180&value=localhost&titlesearch=Titles>
- [13] R. S. W. OpenCV, "Part 3: Follow that face!. servo magazine." [Online]. Available: Available: http://www.cognotics.com/opencv/servo_2007_series/part_3/index.htm
- [14] N. R. J. 2009), "Real time eye tracking and blink detection." [Online]. Available: Available: <http://nashruddin.com/Real Time Eye Tracking and Blink Detection>
- [15] L. . Smith, "A tutorial on principal components analysis. pdf." [Online]. Available: http://www.cs.otago.ac.nz/cosc453/student_tutorials/principal_components.pdf [cited 29.9.2010]
- [16] P. C. A. W. article. [Online]. Available: http://en.wikipedia.org/wiki/Principal_component_analysis [cited 29.9.2010]
- [17] E. W. article. [Online]. Available: <http://en.wikipedia.org/wiki/Eigenface> [cited 21.9.2010]
- [18] C. O. Resources, "[cited 18.6.2010]." [Online]. Available: <http://www.cognotics.com/opencv/>
- [19] F. recognition project. [Online]. Available: [http://www.users.cs.york.ac.uk/~nep/research/3Dface/tomh/\[cited10.8.2010\].](http://www.users.cs.york.ac.uk/~nep/research/3Dface/tomh/[cited10.8.2010].)